

doi: 10.19920/j.cnki.jmsc.2026.05.009

时变限价指令簿网络、市场冲击与信息溢出^①

刘志东¹, 王超², 赵致远¹, 荆中博¹

(1. 中央财经大学管理科学与工程学院, 北京 100081; 2. 中国宏观经济研究院投资研究所, 北京 100038)

摘要: 本研究从逐笔动态演化限价指令簿中提取有效变量, 基于高维向量自回归模型, 采用后双选 LASSO 方法实现高维时间序列格兰杰因果检验, 利用 Bootstrap 方法计算广义预测误差方差分解, 构建限价指令簿网络, 实证研究了市场冲击下我国股票市场信息溢出过程. 研究表明: 第一, 相较于股票价格网络, 限价指令簿网络纳入了更多市场微观结构变量, 能够更为清晰地刻画市场冲击下信息在股票间、交易者间的溢出路径; 第二, 信息溢出不仅存在自冲击路径, 而且存在大量交叉冲击路径, 由于个别交叉冲击路径强度较大, 信息在样本股票自身内部流转的同时, 也会从部分股票中逐渐溢出, 信息溢出过程综合反映了股票现实关联性特征. 第三, 我国股票市场严格的卖空约束导致买入卖出侧路径存在不平衡特征, 信息通过买入侧委托指令从具有信息优势的交易者溢出至普通交易者. 第四, 在市场下跌阶段, 信息溢出过程存在羊群效应与过度反应现象.

关键词: 限价指令簿网络; 信息溢出; 交叉冲击; 交易者行为; 高维统计学习

中图分类号: F830 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-9807(2026)05-0141-18

0 引言

随着指令驱动市场发展以及计算机通讯技术不断进步, 金融市场交易逐渐趋于高频化和程序化, 在交易速度快速提高同时, 也带来了市场参与者交易行为、市场信息传导路径以及价格发现过程的新变化^[1,2]. 当单只股票受到市场冲击时, 其供需平衡状态会立刻被打破, 新信息会溢出, 这种溢出不仅表现在该股票价格、交易量或者委托量的变化中, 也对其他相关股票甚至对整个市场造成新的冲击, 信息在交互复杂网络中传导.

市场冲击下, 新信息如何影响股票市场一直是市场微观结构研究的重点. 传统研究注重对价格关系探讨, 从交易价格和成交量角度来探究市场信息溢出方式以及市场价格变化. 其实, 交易价格与成交量仅涉及到限价指令簿最优报价及该价

格档位上的委托量, 更多蕴含在限价指令簿中信息并未被有效挖掘利用. 限价指令簿作为最详细和全面的市场信息载体, 相较于高频价格数据, 记录着市场中发生的所有信息, 能够反映市场和交易者行为每时每刻的变化, 为市场微观结构研究提供了更为详实的研究数据. 如何从限价指令簿超高频、高维度、多属性的数据中挖掘出更多有效信息, 明晰金融市场信息溢出路径, 进而探讨市场微观结构和交易者行为特征, 对交易者优化交易策略、控制交易风险, 对市场组织者加强监管、完善交易机制具有重要的理论和实践意义.

限价指令簿中潜在供需关系是影响价格波动的主要驱动力. 从限价指令簿数据层面看, 新市场信息驱动买卖双方委托指令不平衡, 导致价格变动, 尤其是市场信息突然变化, 导致委托指令急剧失衡, 引起价格瞬时波动. 一些研究者从动态演化

① 收稿日期: 2022-04-08; 修订日期: 2024-09-23.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(72571295; 71971226; 72331010).

作者简介: 刘志东(1973—), 男, 内蒙古赤峰人, 博士, 教授, 博士生导师. Email: liu_phd@163.com

角度对限价指令簿典型特征进行探讨,例如,限价委托数据非平稳和集聚特征等^[4,5]. Cont 等^[6]认为限价指令簿中各档位报价信息是探讨股票价格形成过程重要依据. Easley 等^[7]和 Xu 等^[8]均发现买卖指令不平衡会造成流动性变化从而导致随后的价格变动. 陈收^[9]、Hautsch 和 Huang^[9]、Cont^[10]则认为报价委托量反映了交易者的博弈,蕴含着潜在的供需关系,从而影响到价格冲击的效果. 此外,由于交易机制约束,限价指令簿卖出侧委托量、买入侧委托量与价格之间交互关系可能存在不平衡特征,严格的股票卖空限制会降低价格发现效率^[11-13]. Diamond 和 Verrecchia^[14]认为当市场存在卖空限制时,看跌股票价格的交易者无法及时进入市场交易,可能导致负面信息难以及时反映在价格中. 现有研究对于卖空约束下价格发现效率及信息溢出过程研究还存在不足,对市场信息的挖掘不够,未能采用高维度、高频率限价指令簿数据展开量化研究. 新信息冲击不仅仅表现在单只股票市场变化上,更重要的是由信息溢出造成的股票间的交互影响. 目前,已有大量学者从收益率和波动率两个层面对股票间信息溢出展开研究,在股票价格联动和股票间风险传染方面取得了一些研究成果^[15-18]. 但是,这些研究大多采用的是日度或更低频的价格数据,在数据维度、采样频率上较难适应高频化的交易环境.

毛杰和刘红忠^[19]以逐笔高频数据为样本,计算了 A 股市场股票的知情交易概率,实证检验了信息不对称对股价暴跌的影响. Embrechts 和 Kirchner^[20]采用逐笔委托指令数据对多维 Hawkes 过程进行拟合,发现了不同指令之间的激励关系. Chen 等^[2]在高维向量自回归模型基础上,结合广义预测误差方差分解构建最优三档委托与中间价格交互网络,探究委托量与中间价格的交互关系. Cont 等^[3]构建交叉影响模型考察了指令流不平衡造成的跨资产价格冲击. 目前针对高维限价指令簿特征进行建模分析的研究较少,尤其是针对多个限价指令簿间信息溢出的研究仍处于探索阶段,少有的几篇文章构建限价指令簿网络的文献仅关注了限

价指令簿特征变量之间的关联强度,未对特征变量间的先后引导关系进行进一步探讨,网络构建过程中节点间关联关系是否存在有待深入研究.

本研究的边际贡献在于:首先,将研究的维度从单个限价指令簿内部特征关联拓展到多个限价指令簿之间关键特征交互作用. 采用预平均方法和容量同步方法处理逐笔动态演化限价指令簿数据,有效应对市场微观结构噪声和非等事件间隔问题,提取出高维高频限价指令簿数据集;其次,基于高维向量自回归模型,采用后双选 LASSO 方法实现高维时间序列格兰杰因果检验,利用 Bootstrap 方法计算广义预测误差方差分解,明确了网络节点关联方向与关联强度. 针对不同研究问题,通过纳入更多市场微观结构变量,构建五种具体的限价指令簿网络,更为清晰反映各样本股票与资产组合中的其他股票的关联度特征,刻画市场信息在股票间、交易者之间的溢出路径. 最后,对市场冲击下我国股票市场信息溢出动态过程进行研究. 利用事件研究法,针对市场冲击下限价指令簿网络时变特征进行分析,有效探讨了市场冲击下信息溢出路径及过程,挖掘信息溢出过程中隐含的交易者行为. 采用统计检验方法对股票间信息溢出强度、卖空约束造成的买入卖出侧不平衡特征、特定市场环境下的羊群效应和过度反应进行深入探讨,对相关研究进行了有力补充.

本研究通过时变限价指令簿网络将市场冲击下我国股票市场信息溢出具象化,有助于市场监管者和参与者理解我国股票市场微观结构,促进交易机制优化和理性参与投资,进而不断推动我国股票市场健康发展.

1 模型与方法

1.1 逐笔动态演化限价指令簿特征提取

逐笔动态演化的限价指令簿维度极高并且会随时间动态变化,对多个限价指令簿直接进行建模会引发“维数灾难”. 综合考虑限价指令簿各档

② Chen S, Härdle W K, Schienle M. High-dimensional statistical learning techniques for time-varying limit order book networks[J]. Available at SSRN 3702349, 2018.

③ Cont R, Cucuringu M, Zhang C. Price impact of order flow imbalance: Multi-level, cross-sectional and forecasting[J]. arXiv preprint arXiv: 2112.13213, 2021.

位信息含量和模型复杂度,本研究选择成交价格、买卖价差以及最优前三档报价档位的委托量构建限价指令簿数据集,参见式(1)。针对市场微观结构噪声和非等间隔问题,本研究分别采用预平均^[21]和容量同步^②方法进行处理。

$$y_t^{(n)T} = [\Delta\tilde{p}_t^{(n)}, \Delta\tilde{v}_t^{a1(n)}, \Delta\tilde{v}_t^{a2(n)}, \Delta\tilde{v}_t^{a3(n)}, \Delta\tilde{v}_t^{b1(n)}, \Delta\tilde{v}_t^{b2(n)}, \Delta\tilde{v}_t^{b3(n)}, \Delta\tilde{s}_t^{(n)}] \quad (1)$$

其中 $t \in T_1, \dots, T_K$, $\Delta\tilde{p}_t^{(n)}$ 表示预平均后的成交价格对数收益率, $\Delta\tilde{s}_t^{(n)}$ 表示预平均后的买卖价差变动, $\Delta\tilde{v}_t^{am(n)}$ 为表示平均之后的 m 档卖价市场深度变动, $\Delta\tilde{v}_t^{bm(n)}$ 表示预平均之后的 m 档买价市场深度变动。将 N 只样本股票的数据聚合,获得全样本向量

$$Y_t^T = [y_t^{(1)T}, y_t^{(2)T}, \dots, y_t^{(N)T}] \quad (2)$$

为保证估计量的一致性,参照经典模型设定,假设观测值间存在弱依赖性。为保证高频数据有效信息和市场微观结构噪声平衡,同时考虑到信息在市场中的扩散时间,本研究采用了 $\Delta T = T_k - T_{k-1} = 30$ s,每隔 30 s 进行抽样聚合处理。

1.2 时变限价指令簿网络构建

本研究的建模难点在于通过高维向量自回归模型 (high-dimensional vector autoregression, HD-VAR) 处理样本长度有限的样本,能够获得一致的估计量,并从经济层面,通过对多维解释变量的稀疏处理获取有效信息,进而构建限价指令簿网络。在高维数据分析中,经典 LASSO 模型思路为对估计系数增加惩罚项,以此达到约束有效系数数量的目标,但该方法在方差分解和格兰杰因果检验中存在如下两个问题。首先,对解释变量的筛选会导致传统固定维度广义预测误差方差分解的计算方法不再适用。变量数量的不确定性导致在该模型设定下,无法获得与固定维度模型类似的广义预测误差方差分解的解析解。为解决该问题,本研究参照 Lanne 和 Nyberg^[22] 的做法,采用 Bootstrap 的方法进行处理,通过多次抽样求得近似解。其次,在进行格兰杰因果检验过程中,经典 LASSO 方法的变量筛选过程具有随机性,会导致后向选择 (post-selection) 问题,忽略相关变量会因此导致潜在的误差变大,估计的残差不能够均匀收敛为正态分布。为应对该问题,诸多研究者提出了不同的处理方法^[23-25]。综合考虑模型的计算

复杂度和经济含义,本研究参照 Belloni 等^[24] 和 Hecq 等^[25] 的后双选方法用于格兰杰因果检验。该方法具有计算复杂度低、经济含义明晰的特征。

1.2.1 高维向量自回归模型

首先,考虑标准的 VAR 模型,其设定如下

$$Y_t = A_1 Y_{t-1} + A_2 Y_{t-2} + \dots + A_q Y_{t-q} + u_t \quad (3)$$

其中 $Y_t = (y_{1t}, y_{2t}, \dots, y_{Dt})^T \in \mathbb{R}^D$ 为随机向量, $t \in T_1, \dots, T_K$, A_m 为 $(D \times D)$ 系数矩阵且 $|I_K - \sum_{m=1}^q A_m z^m|$ 的根在单位圆外, $m = 1, \dots, q$, q 为滞后阶数。 $u_t = (u_{1t}, u_{2t}, \dots, u_{Dt})^T \in \mathbb{R}^D$ 为独立同分布噪声过程。在本论文中,由于选定了成交价格、买卖价差、最优三档价格市场深度,因此 $D = 8 \times N$, N 为样本股票数量。将式(3)表述为式(4)紧凑形式。

$$Y = AZ + U \quad (4)$$

其中 $Y = (Y_1, Y_2, \dots, Y_T)$, $A = (A_1, A_2, \dots, A_q)$, $Z = (Z_0, Z_1, \dots, Z_{T-1})$, $Z_t = (Y_t, Y_{t-1}, \dots, Y_{t-q+1})^T$ 。

对于式(4)的每一行,则可获得

$$y_i = X\beta_i + \varepsilon_i \quad i = 1, \dots, D \quad (5)$$

其中 $y_i = (y_{i,t+1}, \dots, y_{i,T})^T$ 是变量 i 的观测值,为 $(T - q) \times 1$ 的向量, $i = 1, \dots, D$; $X = (Z_{q+1}, \dots, Z_T)^T$ 为 $(T - q) \times Dq$ 的多变量矩阵; β_i 为长度 Dq 的系数向量; 误差项 $\varepsilon_i = (\varepsilon_{i,t+1}, \dots, \varepsilon_{i,T})$ 为 $(T - q) \times 1$ 的向量。

在实际应用中,由于数据自身维度较高,尤其在加入 q 阶滞后项后,因变量维度达到 Dq ,可能会影响到估计结果,甚至会出现 $Dq > T - q$ 的情况。传统的参数估计方法,如 OLS 等,面对高维数据时容易陷入过度拟合和维度陷阱,造成模型精度下降和解释能力不足^[26],因此,必须对变量个数进行约束,假设 β_i 是稀疏向量,即 β_i 中部分(或大部分)元素为 0,从而估计出 β_i 中非零元素。稀疏性假设符合计量经济学中对解释变量的选择过程,在降低数据维度的同时并未过多的降低估计的准确度。本研究采用 LASSO 方法进行处理,通过最小化如下目标函数来估计参数 β_i 。

$$\hat{\beta}_i = \arg \min_{\beta_i} \left(\frac{1}{T} \| y_i - X\beta_i \|_2^2 + \theta \| w_i^T \beta_i \|_1 \right) \quad (6)$$

其中 $\| \cdot \|_d$ 表示标准 d 范数,即对任意 n 维向量

$x, \|x\|_d = \left(\sum_{j=1}^n |x_j|^d \right)^{1/d}$, w_i 为决定系数 β_i 的权重向量, θ 是用于决定惩罚项的非负系数, 若设置 θ 过高则将丢弃有用信息, 若过小的话则无法保证参数估计结果的稀疏性. 为在信息有效性和参数稀疏性间寻找平衡, 可以通过贝叶斯信息准则 (BIC) 来选择优化 θ .

1.2.2 广义预测方差分解

为更加清晰地描述各变量受到冲击后的反应, 本研究参照 Terasvirta 等^[27] 以及 Lanne 和 Nyberg^[22] 的做法, 分别计算各变量的脉冲响应函数, 进而构建脉冲响应网络, 用于反映受冲击后市场整体变化.

对于多维数据, 假设在 t 时刻, 仅有一个变量受到冲击. 在式 (4) 中第 j 个方程受到一个标准差的冲击后, 所产生的不确定性 GI 为

$$\delta_{jt} : (\delta_{1t}, \delta_{2t}, \dots, \delta_{kt})^T \sim \hat{\epsilon}_{jt}^* e_j \quad (7)$$

$$GI(l, \delta_{jt}, \mathcal{F}_{t-1}) = E(y_{t+l} | \epsilon_{jt} = \delta_{jt}, \mathcal{F}_{t-1}) - E(y_{t+l} | \mathcal{F}_{t-1}) \quad (8)$$

其中 $\hat{\epsilon}_{jt}^*$ 为从样本区间残差集合 $\{\epsilon_{jt}\}_{t=1}^T$ 中有放回抽样, ϵ_{jt} 为时刻 t 方程 j 的残差. $E(y_{t+l} | \epsilon_{jt} = \delta_{jt}, \mathcal{F}_{t-1})$ 表示基于历史信息 \mathcal{F}_{t-1} 的条件期望,

δ_{jt} 表示时刻 t 对第 j 个方程的冲击, l 表示冲击持续期数. \mathcal{F}_{t-1} 是基于 LASSO 模型计算条件期望的所有信息. 由于模型设定下, 参数的估计为稀疏估计, 无法和普通线性回归方程一样求得 GI 的解析解, 本论文采用 Bootstrap 方法进行求解.

同时, 为反映变量间的关联性, Diebold 和 Yilmaz^[28], Demiret 等^[29] 基于广义预测误差方差分解方法提出关联性测度方法. 为应对残差可能的非正态分布, 本研究采用 Lanne 和 Nyberg^[24] 在广义预测误差方差分解 (LN-GFEVD) 中所提到的方法做如下处理.

令 $\lambda_{ij, \mathcal{F}_{t-1}}(h)$ 表示 t 时刻第 j 个冲击对第 i 个变量的冲击

$$\lambda_{ij, \mathcal{F}_{t-1}}(h) = \frac{\sum_{l=0}^h GI(l, \delta_{jt}, \mathcal{F}_{t-1})^2}{\sum_{j=1}^K \sum_{l=0}^h GI(l, \delta_{jt}, \mathcal{F}_{t-1})^2} \quad (9)$$

其中 $i, j = 1, \dots, D$, h 表示持续期, \mathcal{F}_{t-1} 为历史信息, 则 $\lambda_{ij, \mathcal{F}_{t-1}}(h) \in [0, 1]$ 表示在 h 期后, 所有在 t 时刻对 y_t 的第 i 变量产生冲击的 D 个冲击中, 对第 j 方程的冲击 δ_{jt} 产生的效果所占的比重. 基于此可获得两两变量间的关联性矩阵, 如表 1 所示.

表 1 变量关联性矩阵

Table 1 Variable correlation matrix

关联变量	x_1	x_2	...	x_D	外部冲击
x_1	$\lambda_{11}(h)$	$\lambda_{12}(h)$...	$\lambda_{1D}(h)$	$\sum_{j=1}^D \lambda_{1j}(h), j \neq 1$
x_2	$\lambda_{21}(h)$	$\lambda_{22}(h)$...	$\lambda_{2D}(h)$	$\sum_{j=1}^D \lambda_{2j}(h), j \neq 2$
\vdots	\vdots	\vdots		\vdots	\vdots
x_D	$\lambda_{D1}(h)$	$\lambda_{D2}(h)$...	$\lambda_{DD}(h)$	$\sum_{j=1}^D \lambda_{Dj}(h), j \neq D$
对外冲击	$\sum_{i=1}^D \lambda_{i1}(h), i \neq 1$	$\sum_{i=1}^D \lambda_{i2}(h), i \neq 2$...	$\sum_{i=1}^D \lambda_{iD}(h), i \neq D$	$\frac{1}{D} \sum_{i=1, j=1}^D \lambda_{ij}(h), i \neq j$

1.2.3 高维向量自回归模型格兰杰因果检验

本部分重点关注变量间的格兰杰因果关系. 对于一个随机变量 $y_{i,t}$ 和解释变量信息集 x_{t-1} , 令 $\mathcal{A}(y_{i,t} | x_{t-1})$ 表示 x_{t-1} 条件下 $y_{i,t}$ 的最优线性估计. 若 $\mathcal{A}(y_{i,t} | x_{t-1}) = \mathcal{A}(y_{i,t} | x_{t-1}, y_{k,t-1})$ 则 y_k 不是 y_i 的格兰杰原因. 换句话说, 在信息 x_{t-1} 的基础上, 将 $y_{k,t-1}$ 纳入信息集并不能改进对 $y_{i,t}$ 的

预测结果.

为消除筛选变量的随机性, 本研究采用后双选 LASSO 方法来保证格兰杰因果检验的稳健性. 本研究参照 Hecq 等^[25] 的方法进行如下处理. 首先, 对于结果变量 y_i , 令 X_{CC} 表示作为格兰杰原因的解釋变量, X_{-CC} 表示矩阵 X 的其余列, $X_{CC}^{(j)}$ 表示格兰杰原因变量的 j 阶滞后项, 进行如下回归.

$$y_i = X_{-GC} \beta_i^{(0)} + u_i^{(0)} \quad (10)$$

$$X_{GC}^{(j)} = X_{-GC} \beta_i^{(j)} + u_i^{(j)}, \quad j = 1, \dots, q \quad (11)$$

其中 $\beta_i^{(j)}$ $j = 0, \dots, q$ 为基于 X_{-GC} 对 y_i $X_{GC}^{(1)}$ \dots $X_{GC}^{(q)}$ 的最优线性估计系数; 误差项 $u_i^{(0)}$ \dots $u_i^{(q)}$ 相对于 y_i 和 X_{GC} 是正交的, 从而提出其他变量 X_{-GC} 的影响, 保持格兰杰因果检验的稳健性.

1.2.4 构建 5 种具体的限价指令簿网络

为更加清楚的表述单一变量冲击对其他变量的影响, 以及该变量受其他变量冲击的影响. 尤其是对限价指令簿中各变量间的相互关联性. 参照 Härdle 等^④ 结合格兰杰因果检验结果, 定义变量间有方向两两关联度 $C_{i \leftarrow j}$ 如下

$$C_{i \leftarrow j} = \lambda_{ij}(h) I_{i \leftarrow j} \quad (12)$$

其中 $C_{i \leftarrow j}$ 表示变量 j 与变量 i 的关联度, $I_{i \leftarrow j}$ 为示性函数, 若变量 j 是变量 i 的格兰杰原因则 $I_{i \leftarrow j}$ 为 1, 否则为 0. 至此, 通过对限价指令簿预处理和高维向量自回归建模, 实现了限价指令簿基础网络的构建. 为了进一步对我国股票市场微观结构展开研究, 本研究在限价指令簿基础网络基础上继

$$v_1 = (p^{(1)} \dots p^{(N)})^T \quad (13)$$

$$\mathcal{E}_{p,1} = \{ C_{i \leftarrow j}^p = C_{8(i-1)+1 \leftarrow 8(j-1)+1} \quad i = 1, \dots, N, j = 1, \dots, N \}$$

$$v_2 = (all^{(1)} \dots all^{(N)})^T \quad (14)$$

$$\mathcal{E}_{all,2} = \{ C_{i \leftarrow j}^{all,2} = \sum_{m=8i+1}^{8i+8} \sum_{l=8j+1}^{8j+8} C_{m \leftarrow l} \quad i = 1, \dots, N, j = 1, \dots, N \}$$

$$v_3 = ((p^{(1)} \quad \mu s^{(1)} \quad bs^{(1)}) \dots (p^{(N)} \quad \mu s^{(N)} \quad bs^{(N)}))^T$$

$$\mathcal{E}_{pv,3} = \left\{ C_{i \leftarrow j}^{pv,3} = \begin{cases} C_{as^{(k+1)} \leftarrow p^{(z+1)}}^{pv,3} = \sum_{r=1}^3 C_{8k+1+r \leftarrow 8z+1} & i = 3k+2 \quad j = 3z+1 \\ C_{bs^{(k+1)} \leftarrow p^{(z+1)}}^{pv,3} = \sum_{r=1}^3 C_{8k+4+r \leftarrow 8z+1} & i = 3k+3 \quad j = 3z+1 \end{cases} \right. \quad (15)$$

$$k = 0, \dots, N-1 \quad z = 0, \dots, N-1$$

$$v_4 = ((p^{(1)} \quad \mu s^{(1)} \quad bs^{(1)}) \dots (p^{(N)} \quad \mu s^{(N)} \quad bs^{(N)}))^T$$

$$\mathcal{E}_{vp,4} = \left\{ C_{i \leftarrow j}^{vp,4} = \begin{cases} C_{p^{(k+1)} \leftarrow as^{(z+1)}}^{vp,4} = \sum_{r=1}^3 C_{8k+1 \leftarrow 8z+1+r} & i = 3k+1 \quad j = 3z+2 \\ C_{p^{(k+1)} \leftarrow bs^{(z+1)}}^{vp,4} = \sum_{r=1}^3 C_{8k+1 \leftarrow 8z+4+r} & i = 3k+1 \quad j = 3z+3 \end{cases} \right. \quad (16)$$

$$k = 0, \dots, N-1 \quad z = 0, \dots, N-1$$

$$v_5 = ((p^{(1)} \dots p^{(N)}) \quad (as_1 \quad as_2 \quad as_3) \quad (bs_1 \quad bs_2 \quad bs_3))^T$$

续构建如下 5 种限价指令簿提取聚合网络.

1) 限价指令簿价格提取网络 $\zeta_p(v_1, \mathcal{E}_{p,1})$, 刻画样本股票间价格冲击作用, 见式 (13). 2) 限价指令簿全聚合网络 $\zeta_{all}(v_2, \mathcal{E}_{all,2})$, 刻画样本股票间包含价格冲击和委托量冲击在内的全部冲击作用, 见式 (14). 3) 限价指令簿价格 - 委托冲击网络 $\zeta_{pv}(v_3, \mathcal{E}_{pv,3})$, 刻画样本股票价格对委托量的冲击作用, 见式 (15). 4) 限价指令簿委托 - 价格冲击网络 $\zeta_{vp}(v_4, \mathcal{E}_{vp,4})$, 刻画样本股票委托量对价格的冲击作用, 见式 (16). 5) 限价指令簿委托量聚合网络 $\zeta_{abpv}(v_5, \mathcal{E}_{abpv,5})$, $\zeta_{abpv}(v_6, \mathcal{E}_{abpv,6})$, $\zeta_{abpv}(v_7, \mathcal{E}_{abpv,7})$, $\zeta_{abpv}(v_8, \mathcal{E}_{abpv,8})$, 其中 $\zeta_{abpv}(v_5, \mathcal{E}_{abpv,5})$ 刻画各样本股票价格对买入卖出侧最优三档委托量的冲击作用; $\zeta_{abpv}(v_6, \mathcal{E}_{abpv,6})$ 刻画买入卖出侧最优三档委托量对各样本股票价格的冲击作用; $\zeta_{abpv}(v_7, \mathcal{E}_{abpv,7})$ 刻画价格对买入卖出侧最优三档委托量的冲击作用; $\zeta_{abpv}(v_8, \mathcal{E}_{abpv,8})$ 刻画买入卖出侧最优三档委托量对价格的冲击作用, 见式 (17)、式 (18)、式 (19)、式 (20).

④ Härdle W K, Chen S, Liang C, et al. Time-varying limit order book networks[R]. IRTG 1792 Discussion Paper, 2018.

$$\mathcal{E}_{abpv\ 5} = \left\{ C_{i \leftarrow j}^{abpv\ 5} = \begin{cases} C_{as_r \leftarrow p^{(k+1)}}^{abpv\ 5} = \sum_{l=0}^{N-1} C_{8l+1+r \leftarrow 8k+1} & i = N+r\ j = k+1 \\ C_{bs_r \leftarrow p^{(k+1)}}^{abpv\ 5} = \sum_{l=0}^{N-1} C_{8l+4+r \leftarrow 8k+1} & i = N+r+3\ j = k+1 \end{cases} \right. \quad (17)$$

$$k = 0, \dots, N-1\ r = 1, 2, 3$$

$$v_6 = ((p^{(1)} \dots p^{(N)}) (as_1\ as_2\ as_3) (bs_1\ bs_2\ bs_3))^T$$

$$\mathcal{E}_{abpv\ 6} = \left\{ C_{i \leftarrow j}^{abpv\ 6} = \begin{cases} C_{p^{(k+1)} \leftarrow as_r}^{abpv\ 6} = \sum_{l=0}^{N-1} C_{8k+1 \leftarrow 8l+1+r} & i = k+1\ j = N+r \\ C_{p^{(k+1)} \leftarrow bs_r}^{abpv\ 6} = \sum_{l=0}^{N-1} C_{8k+1 \leftarrow 8l+4+r} & i = k+1\ j = N+r+3 \end{cases} \right. \quad (18)$$

$$k = 0, \dots, N-1\ r = 1, 2, 3$$

$$v_7 = (p (as_1\ as_2\ as_3) (bs_1\ bs_2\ bs_3))^T$$

$$\mathcal{E}_{abpv\ 7} = \left\{ C_{i \leftarrow j}^{abpv\ 7} = \begin{cases} C_{as_r \leftarrow p}^{abpv\ 7} = \sum_{k=0}^{N-1} \sum_{l=0}^{N-1} C_{8l+1+r \leftarrow 8k+1} & i = 1+r\ j = 1 \\ C_{bs_r \leftarrow p}^{abpv\ 7} = \sum_{k=0}^{N-1} \sum_{l=0}^{N-1} C_{8l+4+r \leftarrow 8k+1} & i = 4+r\ j = 1 \end{cases} \right. \quad (19)$$

$$r = 1, 2, 3$$

$$v_8 = (p (as_1\ as_2\ as_3) (bs_1\ bs_2\ bs_3))^T$$

$$\mathcal{E}_{abpv\ 8} = \left\{ C_{i \leftarrow j}^{abpv\ 8} = \begin{cases} C_{p \leftarrow as_r}^{abpv\ 8} = \sum_{k=0}^{N-1} \sum_{l=0}^{N-1} C_{8k+1 \leftarrow 8l+1+r} & i = 1\ j = 1+r \\ C_{p \leftarrow bs_r}^{abpv\ 8} = \sum_{k=0}^{N-1} \sum_{l=0}^{N-1} C_{8k+1 \leftarrow 8l+4+r} & i = 1\ j = 4+r \end{cases} \right. \quad (20)$$

$$r = 1, 2, 3$$

2 样本选择与基本信息统计

本研究采用深圳证券交易所股票逐笔委托和逐笔成交数据进行分析。其中，逐笔委托数据包含每一委托指令的时间、价格、委托数量和委托类型等信息，逐笔成交数据包含每笔交易的成交时间、价格、数量、交易方向等。研究样本包含 12 支股票，样本期为 2019 年 1 月—2019 年 12 月。样本期内市场环境相对稳定，上涨与下跌阶段分布平衡，日内交易活跃，避免了市场剧烈波动或处于特殊状态时期对股票表现造成异常影响，使得研究结果更具稳定性和代表性。在样本股票的选择上，首先，以中国证监会上市公司行业分类标准为参照，筛选出具有代表性的行业；其次，剔除因停牌、连续涨停等原因造成的数据不完整的股票；最后，

按日平均市值大小分别在四个行业中选取大中小三种市值的股票，确保样本的代表性和多样性。样本期内剔除 2 个数据缺失的交易日后，共计 242 个交易日，尽可能排除异常情况对股票表现的影响。表 2 提供了 12 支样本股票的基本信息，不难发现，市值越大的股票委托指令数量与成交数量越多，交易更加活跃，反映出市值较大的公司具有更好的流动性。

为反映交易市场的实时动态和计算模型所需指标，本研究根据逐笔委托数据与逐笔成交数据重建了每日限价指令簿的动态演化过程。采用容量同步和预平均方法对连续竞价交易时间段的数据进行 30 s 等间距抽样，构建日内三档全样本限价指令簿数据集，12 个限价指令簿共计 96 个变量，每个变量在交易日内共计约 450 个观测值。

表 2 样本股票基本信息
Table 2 Basic information of sample stocks

股票名称	所属行业	日均市值/(亿元)	日均委托指令数/条	日均成交数/条
五粮液	制造业	4 201.14	120 103	75 458
美利云	制造业	59.81	15 645	10 383
宇晶股份	制造业	32.15	13 826	8 554
万科 A	房地产业	3 136.65	67 552	46 468
荣安地产	房地产业	90.19	10 744	6 402
奥园美谷	房地产业	42.24	8 225	5 193
平安银行	金融业	2 483.71	70 154	47 652
长城证券	金融业	424.33	50 589	34 359
东北证券	金融业	200.90	27 876	19 651
科大讯飞	信息传输、软件和信息技术服务业	700.17	74 549	49 359
恺英网络	信息传输、软件和信息技术服务业	72.99	26 229	17 164
汇纳科技	信息传输、软件和信息技术服务业	37.39	6 406	3 289

3 实证分析

本研究对每个交易日的限价指令簿进行分析,共获得 242 个限价指令簿网络.如图 1 所示,以 2019 年 5 月 30 日的网络为例,呈现样本股票所有限价指令簿变量间关联性.其中每支样本股票均具有 8 个节点,分别对应成交价格、买卖价差、买一量、买二量、买三量、卖一量、卖二量、卖三量共八个限价指令簿变量,并由同一种颜色进行标注.网络共包含 96 个节点,1 616 条边,箭头方向表示格兰杰因果关系,箭头线段越宽则表示二者关联性越强.

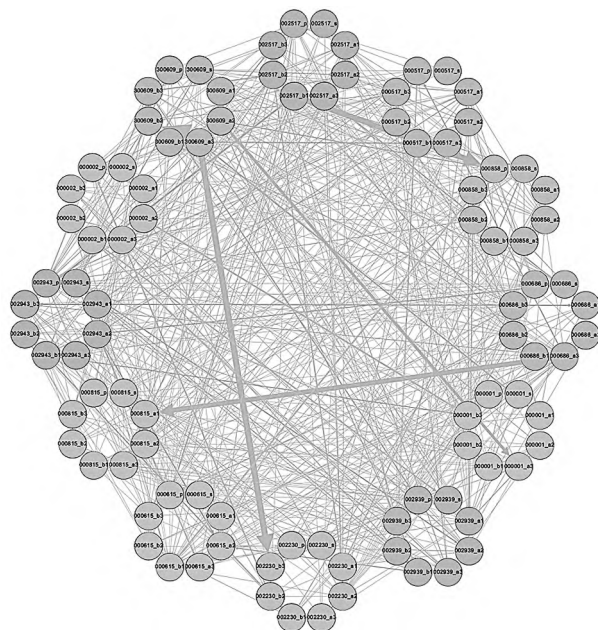


图 1 限价指令簿基础网络

Fig. 1 Limit order book basic networks

观察图 1 可以发现,与传统的股票价格网络不同,限价指令簿网络不仅价格变量间存在关联性,其他变量间同样存在着交互影响,股票间的关联性更为复杂.为更好地呈现估计结果,挖掘有效信息,本研究有针对性的构建不同版本的聚合限价指令簿网络,对限价指令簿网络关联路径、市场冲击下限价指令簿网络变化以及市场信息溢出展开研究.

3.1 限价指令簿网络与价格网络

图 2 从左到右依次展示了 2019 年 5 月 30 日的股票价格网络、限价指令簿价格提取网络、限价指令簿全聚合网络.其中,股票价格网络仅采用价格数据构建,限价指令簿价格提取网络与限价指令簿全聚合网络基于已构建的限价指令簿基础网络,根据式(13)和式(14)提取聚合构建.根据图 2 可知,三个网络均直观反映了样本股票间的关联关系,但股票价格网络与限价指令簿价格提取网络只包含价格关联路径,限价指令簿全聚合网络纳入了买卖价差和各价格档位委托量信息,样本股票能够通过流动性路径产生交互影响,关联路径更多,联系更加紧密.为更好的识别限价指令簿网络与价格网络的一致性与差异性,本研究采用二次指派程序(quadratic assignment procedure, QAP)检验价格网络与限价指令簿网络间的相关关系.

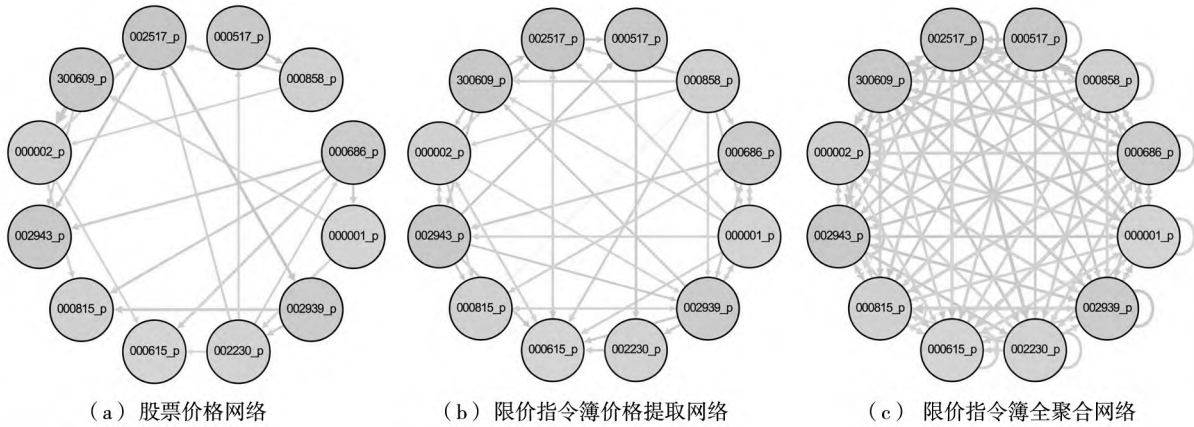


图2 股票价格网络、价格提取网络与全聚合网络

Fig. 2 Stock price network , pricing feature network , and fully aggregated network

表3给出了QAP检验结果,由表可见,股票价格网络与限价指令簿价格提取网络显著相关,10%水平、5%水平、1%水平下显著比例依次升高,总显著比例70.25%。股票价格网络与限价指令簿全聚合网络显著相关比例较低,

10%水平、5%水平、1%水平下显著比例依次降低,总显著比例22.73%。此结果表明,限价指令簿网络与股票价格网络在价格路径上表现出了较强的一致性,在流动性路径上表现出一定的差异性。

表3 QAP 检验结果

Table 3 QAP test results

相关系数与显著比例	股票价格网络与 指令簿价格提取网络	股票价格网络与 指令簿全聚合网络
相关系数均值	0.18	0.03
10%水平下显著比例	10.74%	11.16%
5%水平下显著比例	21.07%	9.09%
1%水平下显著比例	38.43%	2.48%
总显著比例	70.25%	22.73%

注:1%水平下显著比例是指多次检验中 p 值 $\in(0,0.01]$ 结果占比,5%水平下显著比例是指多次检验中 p 值 $\in(0.01,0.05]$ 结果占比,10%水平下显著比例是指多次检验中 p 值 $\in(0.05,0.1]$ 结果占比,总显著比例是指多次检验中 p 值 $\in(0,0.1]$ 结果占比。

3.2 外部事件冲击与限价指令簿网络

宏观经济运行状态、政策调整、国际形势变动等重大事件的发生,通常会致使股票市场发生波动^[30]。2019年5月5日,美国时任总统特朗普发表推特,决定从5月10日起对中国价值2000亿美元商品的关税从10%上调到25%,中美贸易战继续恶化。2019年5月6日,中国股市暴跌,上证综指收于2906.46,下跌171.88点,跌幅5.58%。为研究外部事件对我国股市微观结构的影响,探究市场信息的扩散传导路径,本研究以此次事件为例,利用事件分析法研究事件发生过程中限价指令簿网络的特征变化。

图3展示的是2019年4月30日—2019年

5月7日共计三个交易日不同聚合级别的限价指令簿网络。4月30日为事件发生前一交易日,5月6日和5月7日为事件发生后的两个交易日。价格提取网络、价格-委托冲击网络、委托-价格冲击网络分别根据式(13)、式(15)、式(16)聚合构建。观察图3不难发现,事件发生后,价格提取网络变化较小,边数量没有明显的增加或减少;价格-委托冲击网络5月6日水平连边明显增多,并保持到了5月7日,交叉连边先增加后减少,变化较为明显;委托-价格冲击网络交叉连边数量逐日减少,水平连边在5月7日增多。从总量来看,交叉冲击路径数量大于自冲击路径。由此可以推断,当外部事件发生

后,新的市场信息导致市场微观结构发生改变,信息除了经由价格路径传导之外,也可以通过流动性路径传导,股票价格变动造成不同层级委托量的变动,同时委托量的变动又会对股票

价格产生影响,并且由于大量交叉冲击路径的存在信息会从股票自身内部逐渐溢出.信息通过流动性路径溢出的本质是不同交易者通过挂单行为扩散市场信息.

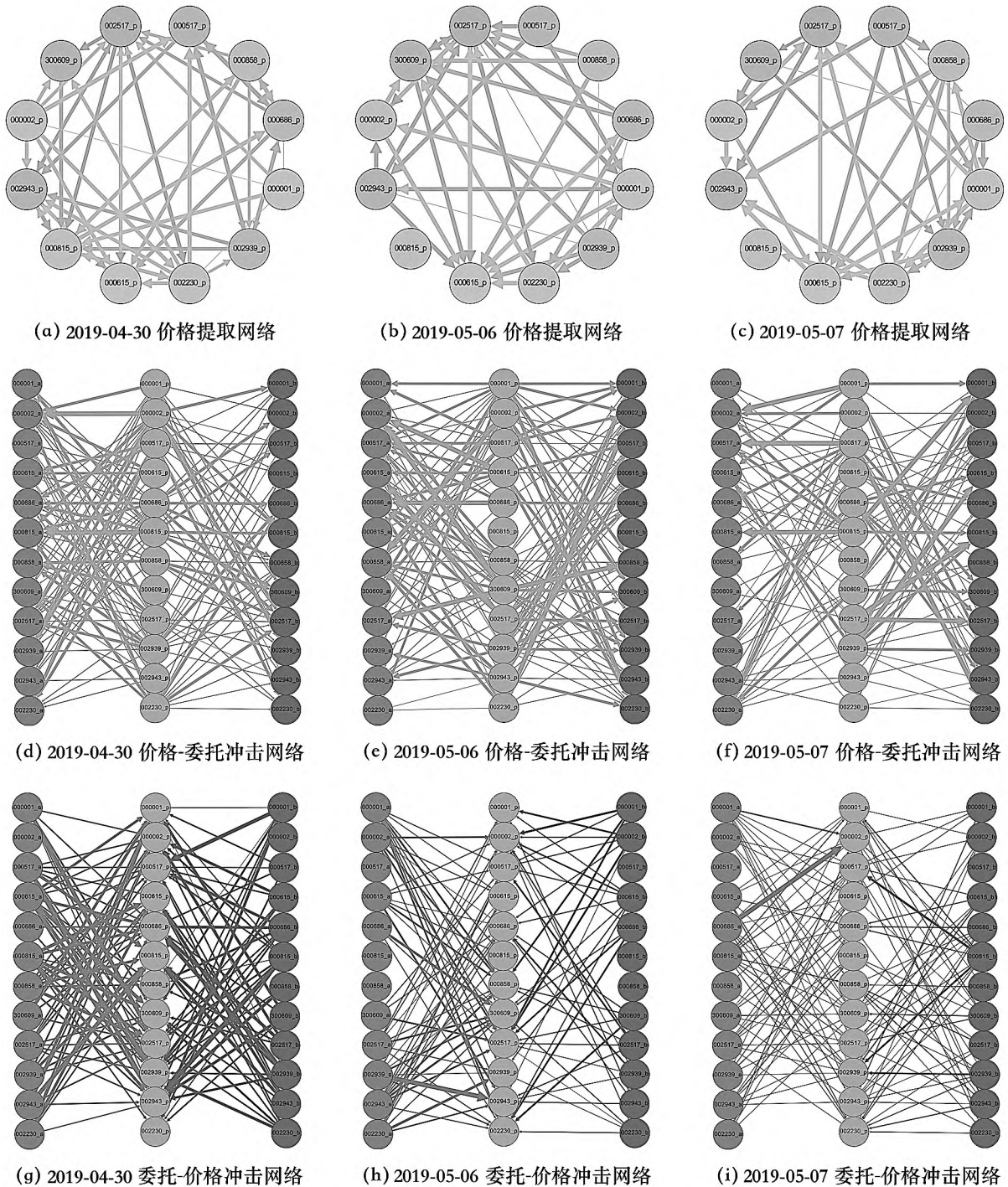


图 3 外部事件冲击下限价指令簿网络变化

Fig. 3 Limit order book network dynamics under external event impact

为了研究不同路径对市场信息的传导能力, 本研究对价格提取网络、价格-委托冲击网络以

及委托 - 价格冲击网络各关联路径强度进行统计,结果如表 4 所示. 具体来看,在事件发生后的首个交易日,股票价格对买入侧委托量的自冲击强度变化幅度最大,相较于事件发生前增强 83.09%. 在事件发生后的第二个交易日,买入侧委托量对股票价格的自冲击强度变化最为明显,增强幅度高达 190.86%. 整体来看,在事件发生后,流动性路径的变化幅度高于价格路径,自冲击路径变化幅度强于交叉冲击路径,买入侧冲击路径变化幅度强于卖出侧冲击路径,且买入侧冲击路径表现为强度增大,卖出侧表现为强度减小. 由此推断,外部事件发生后,新的市场信息首先被有着更强信息收集和处理能力的交易者捕获,进而

通过提交市价指令、限价指令以及取消指令等进行交易,市场供需平衡被打破,价格瞬时产生上下波动,市场信息由此转移至价格,而尚未获得信息的交易者通过对市场价格信号的学习获取信息,并进行委托交易,信息经由交易者的交易行为再次传导至价格,如此往复. 在此过程中,外部事件产生的市场信息由最初捕捉到信息的交易者逐步溢出至所有交易者,市场重新达到平衡状态. 市场信息在经由流动性路径传导过程中,由于市场的卖空限制,看跌股票价格的交易者无法及时进入市场交易,导致外部事件信息难以及时通过卖出侧指令反映到价格中,大量的市场信息经由买入侧委托指令传导. 这也是买入侧自冲击路径激烈变化的原因.

表 4 各路径冲击强度统计

Table 4 Impact intensity metrics

冲击类别	2019 - 04 - 30	2019 - 05 - 06	2019 - 05 - 07	2019 - 05 - 06 变化幅度	2019 - 05 - 07 变化幅度
价格冲击	0.521	0.434	0.368	-16.83%	-29.41%
卖出侧委托 - 价格自冲击	0.052	0.027	0.040	-48.96%	-24.00%
卖出侧委托 - 价格交叉冲击	0.909	0.825	0.937	-9.26%	3.06%
价格 - 卖出侧委托自冲击	0.156	0.131	0.094	-16.06%	-39.65%
价格 - 卖出侧委托交叉冲击	0.917	0.981	0.654	7.06%	-28.69%
买入侧委托 - 价格自冲击	0.043	0.045	0.126	3.14%	190.86%
买入侧委托 - 价格交叉冲击	0.749	0.507	0.748	-32.34%	-0.03%
价格 - 买入侧委托自冲击	0.083	0.151	0.147	83.09%	77.94%
价格 - 买入侧委托交叉冲击	0.729	0.936	0.684	28.32%	-6.14%

注: 变化幅度相较于 2019 - 04 - 30 计算.

3.3 信息溢出路径检验

为了验证本研究对市场冲击下信息溢出的推断,避免单次事件分析的偶然性,本研究基于所构建的 242 个限价指令簿基础网络,对信息溢出的流动性路径进行检验.

3.3.1 自冲击路径和交叉冲击路径检验

根据式(15)、式(16)对限价指令簿基础网络进行聚合,量化样本期内各股票价格和委托量之间的交互关系,结果如图 4 所示. 其中左侧为价格对委托量的冲击,右侧为委托量对价格的冲击. 横向股票名称表示产生冲击的各样本股票,纵向股票名称表示受到冲击的样本股票,颜色越深冲击强度越大,信息溢出效应越强. 分析图 4 可以发

现,第一,样本股票价格和委托量之间的交互关系不仅存在于股票自身内部,也存在于股票与股票之间,即不仅存在自冲击,也存在交叉冲击. 第二,对于价格 - 委托路径,对角线位置颜色明显深于其他位置颜色,说明样本股票价格对委托量的自冲击要高于交叉冲击,且大市值股票平安银行、科大讯飞、五粮液、万科 A 表现更加明显; 第三,对于委托 - 价格路径,表现与价格 - 委托路径不同,只有东北证券、恺英网络、荣安地产、奥园美谷四支小市值股票对角线位置颜色较深,大市值股票交叉冲击等于或者强于自冲击强度,委托量对价格的自冲击和交叉冲击强弱关系在不同样本股票间表现出较强的差异性.

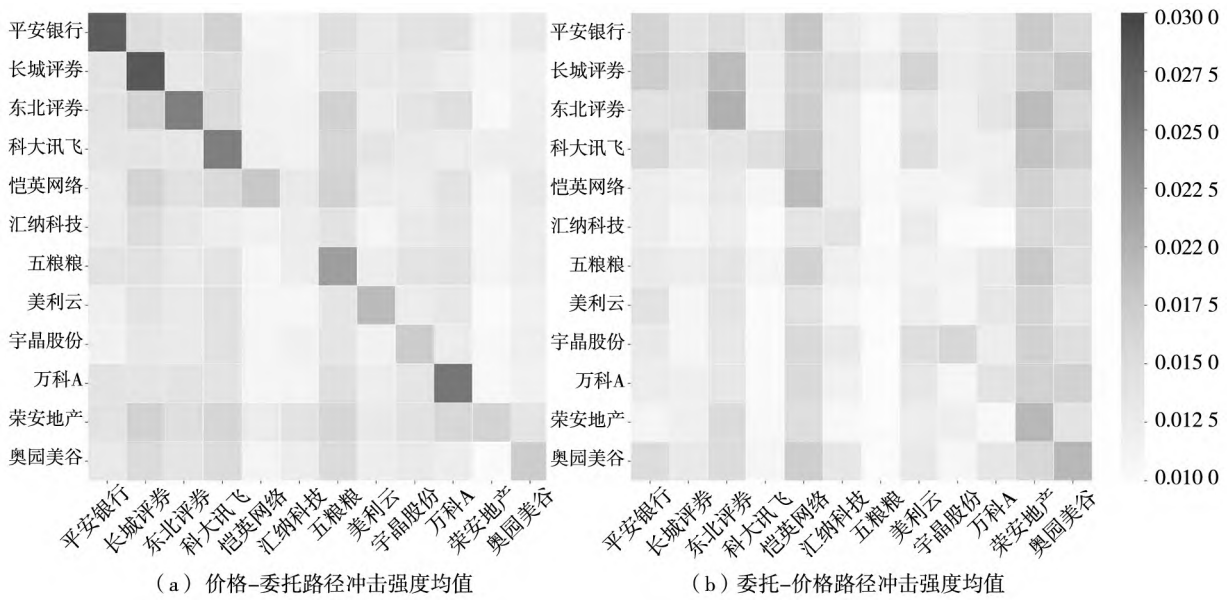


图 4 流动性路径自冲击和交叉冲击强度

Fig. 4 Own-impact and cross-impact intensity in liquidity paths

为进一步探究自冲击路径和交叉冲击路径的差异,本研究基于价格-委托冲击网络和委托-价格冲击网络进行如下检验.根据式(21)计算股票 n 价格对委托量的自冲击均值,根据式(22)、式(23)计算价格对委托量的交叉冲击均值,根据式(24)计算委托量对价格的自冲击均值,根据式(25)、式(26)计算委托量对价格的交叉冲击均值.基于表 5 中的假设,本研究进行配对样本 t 检验.由于 12 支样本股票各包含 1 条自冲击路径和 22 条交叉冲击路径,所以两个网络共包含 528 个假设,本研究分为四组进行检验.

$$\mu_{pv\ \rho_{own}}^{(n)} = \frac{1}{2T_{all}} \sum_{day=1}^{T_{all}} \left(C_{day\ as^{(n)} \leftarrow p^{(n)}}^{pv\ \beta} + C_{day\ bs^{(n)} \leftarrow p^{(n)}}^{pv\ \beta} \right) \quad (21)$$

$$\mu_{pv\ \epsilon_{cross1}}^{(n)} = \frac{1}{2T_{all}} \sum_{day=1}^{T_{all}} \left(C_{day\ as^{(m)} \leftarrow p^{(n)}}^{pv\ \beta} + C_{day\ bs^{(m)} \leftarrow p^{(n)}}^{pv\ \beta} \right) \quad (22)$$

$$\mu_{pv\ \epsilon_{cross2}}^{(n)} = \frac{1}{2T_{all}} \sum_{day=1}^{T_{all}} \left(C_{day\ as^{(m)} \leftarrow p^{(n)}}^{pv\ \beta} + C_{day\ bs^{(m)} \leftarrow p^{(n)}}^{pv\ \beta} \right) \quad (23)$$

$$\mu_{vp\ \rho_{own}}^{(n)} = \frac{1}{2T_{all}} \sum_{day=1}^{T_{all}} \left(C_{day\ p^{(n)} \leftarrow as^{(n)}}^{vp\ \beta} + C_{day\ p^{(n)} \leftarrow bs^{(n)}}^{vp\ \beta} \right) \quad (24)$$

$$\mu_{vp\ \epsilon_{cross1}}^{(n)} = \frac{1}{2T_{all}} \sum_{day=1}^{T_{all}} \left(C_{day\ p^{(n)} \leftarrow as^{(m)}}^{vp\ \beta} + C_{day\ p^{(n)} \leftarrow bs^{(m)}}^{vp\ \beta} \right) \quad (25)$$

$$\mu_{vp\ \epsilon_{cross2}}^{(n)} = \frac{1}{2T_{all}} \sum_{day=1}^{T_{all}} \left(C_{day\ p^{(m)} \leftarrow as^{(n)}}^{vp\ \beta} + C_{day\ p^{(m)} \leftarrow bs^{(n)}}^{vp\ \beta} \right) \quad (26)$$

表 5 自冲击和交叉冲击检验假设

Table 5 Own-impact and cross-impact hypotheses testing

检验	检验 1	检验 2	检验 3	检验 4
假设	$H_0: \mu_{pv\ \rho_{own}}^{(n)} \leq \mu_{pv\ \epsilon_{cross1}}^{(n)}$ $H_1: \mu_{pv\ \rho_{own}}^{(n)} > \mu_{pv\ \epsilon_{cross1}}^{(n)}$	$H_0: \mu_{pv\ \rho_{own}}^{(n)} \leq \mu_{pv\ \epsilon_{cross2}}^{(n)}$ $H_1: \mu_{pv\ \rho_{own}}^{(n)} > \mu_{pv\ \epsilon_{cross2}}^{(n)}$	$H_0: \mu_{vp\ \rho_{own}}^{(n)} \leq \mu_{vp\ \epsilon_{cross1}}^{(n)}$ $H_1: \mu_{vp\ \rho_{own}}^{(n)} > \mu_{vp\ \epsilon_{cross1}}^{(n)}$	$H_0: \mu_{vp\ \rho_{own}}^{(n)} \leq \mu_{vp\ \epsilon_{cross2}}^{(n)}$ $H_1: \mu_{vp\ \rho_{own}}^{(n)} > \mu_{vp\ \epsilon_{cross2}}^{(n)}$
数量	132	132	132	132

表 6 报告了自冲击和交叉冲击检验结果. 检验 1 和检验 2 总显著比例分别为 95.45% 和 88.64%, 且 1% 显著水平占比最高, 达到 91.67%

和 80.30%. 结果可以显著拒绝原假设, 验证了样本股票价格对委托量的自冲击强度显著高于交叉冲击强度. 检验 3 和检验 4 总显著比例分别为

60.61% 和 55.30% ,显著比例略低于检验 1 和检验 2 ,且 10% 显著水平和 5% 显著水平占比较高 , 大部分情况下委托量对价格的自冲击强度大于交叉冲击强度 ,少部分情况下二者没有显著性差异.

表 6 自冲击与交叉冲击 *t* 检验结果

Table 6 Own-impact and cross-impact *t*-test results

指标	检验 1	检验 2	检验 3	检验 4
检验次数	132	132	132	132
统计量均值	7.268	6.964	1.533	1.506
10% 水平下显著比例	1.52%	2.27%	15.91%	6.06%
5% 水平下显著比例	2.27%	6.06%	17.42%	12.88%
1% 水平下显著比例	91.67%	80.30%	27.27%	36.36%
总显著比例	95.45%	88.64%	60.61%	55.30%

注: 1% 水平下显著比例是指多次检验中 p 值 $\in (0, 0.01]$ 结果占比, 5% 水平下显著比例是指多次检验中 p 值 $\in (0.01, 0.05]$ 结果占比, 10% 水平下显著比例是指多次检验中 p 值 $\in (0.05, 0.1]$ 结果占比, 总显著比例是指多次检验中 p 值 $\in (0, 0.1]$ 结果占比.

表 7 各样本股票委托 - 价格自冲击和交叉冲击 *t* 检验结果

Table 7 Volume-price-own-impact and volume-price-cross-impact *t*-test results for sample stocks

股票名称	检验 3			检验 4		
	检验次数	统计量均值	总显著比例	检验次数	统计量均值	总显著比例
平安银行	11	1.656	63.64%	11	1.415	63.64%
长城证券	11	2.030	72.73%	11	-0.460	27.27%
东北证券	11	3.143	90.91%	11	3.291	90.91%
科大讯飞	11	2.273	90.91%	11	0.376	36.36%
恺英网络	11	1.811	72.73%	11	4.459	90.91%
汇纳科技	11	1.138	36.36%	11	1.684	54.55%
五粮液	11	0.577	27.27%	11	-2.752	0.00%
美利云	11	-0.582	0.00%	11	-0.044	27.27%
宇晶股份	11	1.737	100.00%	11	1.147	36.36%
万科 A	11	1.198	36.36%	11	0.929	45.45%
荣安地产	11	1.315	63.64%	11	4.613	100.00%
奥园美谷	11	2.100	72.73%	11	3.417	90.91%

注: 总显著比例是指多次检验中 p 值 $\in (0, 0.1]$ 结果占比.

表 7 提供了各样本股票检验 3 和检验 4 的统计结果, 结合图 4 进一步分析. 本研究认为, 部分样本股票如东北证券、恺英网络、宇晶股份、奥园美谷, 委托 - 价格路径自冲击强度显著大于交叉冲击强度, 信息溢出至其他股票较少. 部分样本股票如平安银行、汇纳科技、五粮液、万科 A, 委托 - 价格路径交叉冲击强于自冲击, 对于同行业股票, 这部分股票发挥“龙头”作用, 其委托量变化带动其他同行业股票价格变化; 对于分属不同行业股票, 这部分股票的“利好”或“利空”消息, 可能通过上下游产业链关系、投资关系或“概念股”相关性等途径溢出, 最终反映到其他股票价格当中. 综上所述, 得到如下结论, 从整体来看, 样本股票自

冲击路径强于交叉冲击路径, 信息更多的在样本股票自身内部流转, 但是由于交叉冲击路径数量远远大于自冲击路径, 且部分委托 - 价格交叉冲击路径强度较大, 信息会从部分样本股票中逐渐溢出. 在现实交易中, 交易者在获取到新的市场信息后, 基于自身的认知、风险偏好、收益预期等做出投资决策, 通过市价指令、限价指令、取消指令等进行股票买入卖出操作, 进而对股票价格产生影响, 在这一过程中, 股票行业内部关联性、产业链关系、投资关系等现实关联性特征通过不同交易者的交易行为得以综合反映, 新的市场信息最终在股票价格以及限价指令簿各层级委托量中有所体现.

表 8 样本股票买入卖出侧价格-委托冲击强度

Table 8 Bid-side and ask-side price-volume-impact intensity for sample stocks

股票名称	卖一	卖二	卖三	买一	买二	买三
平安银行	0.027 3	0.029 5	0.029 1	0.028 9	0.029 8	0.029 8
长城证券	0.028 7	0.031 8	0.034 7	0.031 5	0.032 7	0.033 7
东北证券	0.028 9	0.028 1	0.029 1	0.030 8	0.028 5	0.029 9
科大讯飞	0.032 2	0.031 0	0.032 0	0.028 9	0.032 0	0.032 9
恺英网络	0.022 5	0.023 3	0.023 7	0.024 0	0.025 3	0.025 3
汇纳科技	0.023 6	0.023 2	0.024 1	0.024 3	0.025 0	0.023 9
五粮液	0.032 1	0.030 3	0.031 1	0.030 9	0.031 8	0.032 2
美利云	0.023 7	0.026 3	0.025 6	0.026 2	0.028 0	0.027 3
宇晶股份	0.026 6	0.026 3	0.026 8	0.026 1	0.029 8	0.029 8
万科 A	0.027 5	0.029 6	0.030 2	0.029 0	0.030 0	0.030 5
荣安地产	0.020 7	0.022 1	0.023 0	0.022 5	0.024 8	0.022 3
奥园美谷	0.022 9	0.025 5	0.025 9	0.024 9	0.026 2	0.027 9

注: 加粗数字为每行最大的两个值, 下表同。

表 9 样本股票买入卖出侧委托-价格冲击强度

Table 9 Bid-side and ask-side volume-price-impact intensity for sample stocks

股票名称	卖一	卖二	卖三	买一	买二	买三
平安银行	0.026 2	0.029 3	0.030 7	0.027 6	0.030 3	0.028 8
长城证券	0.029 2	0.029 9	0.031 1	0.029 7	0.032 4	0.032 4
东北证券	0.028 2	0.029 6	0.029 1	0.028 7	0.029 7	0.030 2
科大讯飞	0.027 5	0.027 7	0.031 4	0.028 3	0.028 2	0.029 2
恺英网络	0.023 8	0.026 3	0.027 5	0.025 9	0.026 0	0.027 8
汇纳科技	0.022 4	0.024 2	0.024 9	0.020 6	0.027 3	0.025 7
五粮液	0.024 5	0.025 7	0.026 9	0.025 6	0.027 0	0.028 3
美利云	0.023 8	0.024 7	0.025 6	0.023 2	0.025 6	0.028 4
宇晶股份	0.029 8	0.025 2	0.027 3	0.023 7	0.025 2	0.028 6
万科 A	0.023 3	0.027 0	0.027 4	0.029 1	0.025 2	0.026 3
荣安地产	0.024 3	0.028 1	0.024 2	0.024 5	0.025 2	0.026 0
奥园美谷	0.027 2	0.028 8	0.029 9	0.026 8	0.026 5	0.028 3

3.3.2 买入侧路径和卖出侧路径检验

为探究我国股票市场中的卖空约束是否对信息溢出造成影响, 检验限价指令簿买入侧路径与卖出侧路径是否存在不平衡特征. 本研究基于已构建的限价指令簿基础网络, 根据式(17)、式(18)构建限价指令簿委托量聚合网络. 表 8 提供了样本期内股票价格对各档位委托量所造成冲击的均值, 表 9 提供了样本期内股票各档位委托量对价格所造成冲击的均值. 分析表 8 和表 9 可知, 在样本期内买入侧路径与卖出侧路径存在不平衡现象, 其中价格对委托量的冲击路径不平衡特征要强于委托量对价格的冲击路径. 同时, 发现买入卖出侧不平衡现象存在个股差异性.

本研究根据式(19)、式(20)将限价指令簿网络进一步聚合, 从整体角度对限价指令簿买入侧和卖出侧信息溢出路径进行分析. 结果如表 10 所示. 不难发现, 价格对各档位委托量的冲击具有不平衡特征, 在均值、0.25 分位、0.5 分位以及 0.75 分位上, 股票价格对买二与买三委托量冲击要强于其他档位. 委托量对价格的冲击未发现明显的买入卖出侧差异, 买三和卖三档位委托量产生的冲击相对较高. 综合来看, 本研究认为我国股票市场由于存在卖空约束, 导致限价指令簿买入侧路径与卖出侧路径信息溢出强度存在差异, 市场信息更多通过买入侧路径溢出, 下面将对此进行检验.

表 10 样本总体买入卖出侧冲击强度

Table 10 Bid-side and ask-side impact intensity in the sample population

价格档位	价格对各档位委托量冲击				各档位委托量对价格冲击			
	25%	50%	75%	均值	25%	50%	75%	均值
卖一	0.270	0.315	0.366	0.317	0.259	0.300	0.354	0.310
卖二	0.280	0.329	0.374	0.327	0.269	0.318	0.372	0.327
卖三	0.281	0.334	0.383	0.335	0.274	0.322	0.384	0.336
买一	0.280	0.328	0.372	0.328	0.256	0.302	0.359	0.314
买二	0.298	0.343	0.390	0.344	0.264	0.313	0.383	0.329
买三	0.296	0.346	0.397	0.346	0.279	0.330	0.393	0.340

通过式(27)、式(28)计算股票价格对买入侧、卖出侧委托量的冲击均值,通过式(29)、式(30)计算股票买入侧、卖出侧委托量对价格的冲击均值.通过式(31)、式(32)计算样本总体价格对买入侧、卖出侧委托量的冲击均值,通过式(33)、式(34)计算买入侧、卖出侧委托量对价格的冲击均值.对样本期内限价指令簿买入侧和卖出侧冲击路径冲击强度进行检验,假设如表 11 所示.

$$\mu_{pb}^{(n)} = \frac{1}{3T_{all}} \sum_{day=1}^{T_{all}} \left(C_{day\ bs1 \leftarrow p}^{abpv\ 5} + C_{day\ bs2 \leftarrow p}^{abpv\ 5} + C_{day\ bs3 \leftarrow p}^{abpv\ 5} \right) \quad (27)$$

$$\mu_{pa}^{(n)} = \frac{1}{3T_{all}} \sum_{day=1}^{T_{all}} \left(C_{day\ as1 \leftarrow p}^{abpv\ 5} + C_{day\ as2 \leftarrow p}^{abpv\ 5} + C_{day\ as3 \leftarrow p}^{abpv\ 5} \right) \quad (28)$$

$$\mu_{bp}^{(n)} = \frac{1}{3T_{all}} \sum_{day=1}^{T_{all}} \left(C_{day\ p \leftarrow bs1}^{abvp\ 6} + C_{day\ p \leftarrow bs2}^{abvp\ 6} + C_{day\ p \leftarrow bs3}^{abvp\ 6} \right) \quad (29)$$

$$\mu_{ap}^{(n)} = \frac{1}{3T_{all}} \sum_{day=1}^{T_{all}} \left(C_{day\ p \leftarrow as1}^{abvp\ 6} + C_{day\ p \leftarrow as2}^{abvp\ 6} + C_{day\ p \leftarrow as3}^{abvp\ 6} \right) \quad (30)$$

$$\mu_{pb} = \frac{1}{3T_{all}} \sum_{day=1}^{T_{all}} \left(C_{day\ bs1 \leftarrow p}^{abpv\ 7} + C_{day\ bs2 \leftarrow p}^{abpv\ 7} + C_{day\ bs3 \leftarrow p}^{abpv\ 7} \right) \quad (31)$$

$$\mu_{pa} = \frac{1}{3T_{all}} \sum_{day=1}^{T_{all}} \left(C_{day\ as1 \leftarrow p}^{abpv\ 7} + C_{day\ as2 \leftarrow p}^{abpv\ 7} + C_{day\ as3 \leftarrow p}^{abpv\ 7} \right) \quad (32)$$

$$\mu_{bp} = \frac{1}{3T_{all}} \sum_{day=1}^{T_{all}} \left(C_{day\ p \leftarrow bs1}^{abvp\ 8} + C_{day\ p \leftarrow bs2}^{abvp\ 8} + C_{day\ p \leftarrow bs3}^{abvp\ 8} \right) \quad (33)$$

$$\mu_{ap} = \frac{1}{3T_{all}} \sum_{day=1}^{T_{all}} \left(C_{day\ p \leftarrow as1}^{abvp\ 8} + C_{day\ p \leftarrow as2}^{abvp\ 8} + C_{day\ p \leftarrow as3}^{abvp\ 8} \right) \quad (34)$$

表 11 买入卖出侧冲击强度检验假设

Table 11 Bid-side and ask-side impact intensity hypotheses testing

检验	检验 5	检验 6	检验 7	检验 8
假设	$H_0: \mu_{pb}^{(n)} \leq \mu_{pa}^{(n)}$ $H_1: \mu_{pb}^{(n)} > \mu_{pa}^{(n)}$	$H_0: \mu_{pb} \leq \mu_{pa}$ $H_1: \mu_{pb} > \mu_{pa}$	$H_0: \mu_{bp}^{(n)} \leq \mu_{ap}^{(n)}$ $H_1: \mu_{bp}^{(n)} > \mu_{ap}^{(n)}$	$H_0: \mu_{bp} \leq \mu_{ap}$ $H_1: \mu_{bp} > \mu_{ap}$
数量	12	1	12	1

表 12 报告了样本股票和样本总体买入侧和卖出侧冲击强度统计检验结果. 检验 6 在 1% 显著水平下拒绝原假设,验证了市场总体价格对买入侧委托量冲击强度大于卖出侧. 检验 8 无法拒绝原假设,买入侧和卖出侧委托量所产生的价格冲击不具有显著差异. 综合检验 6 和检验 8 结果,本研究认为从市场整体来看我国限价指令簿买入侧和卖出侧信息溢出路

径存在差异,买入侧信息溢出强于卖出侧. 检验 7 中各样本股票均无法拒绝原假设,买入侧和卖出侧委托量对价格的冲击不存在显著差异,与市场总体检验结果相同. 检验 5 中,恺英网络、美利云、宇晶股份和奥园美谷在 10% 显著水平下拒绝原假设,其余样本股票均无法拒绝原假设,买入侧与卖出侧不平衡特征存在个股差异性.

表 12 买入卖出侧冲击强度检验结果

Table 12 Bid-side and ask-side impact intensity t-test results

股票名称	检验 5		检验 6		检验 7		检验 8	
	t 值	p 值	t 值	p 值	t 值	p 值	t 值	p 值
平安银行	1.109	0.134	—	—	0.174	0.431	—	—
长城证券	1.045	0.149	—	—	1.321	0.094	—	—
东北证券	1.273	0.102	—	—	0.521	0.301	—	—
科大讯飞	-0.552	0.709	—	—	-0.206	0.581	—	—
恺英网络	2.332	0.010	—	—	0.653	0.257	—	—
汇纳科技	1.070	0.143	—	—	0.656	0.256	—	—
五粮液	0.553	0.290	—	—	1.530	0.064	—	—
美利云	2.540	0.006	—	—	1.126	0.131	—	—
宇晶股份	2.513	0.006	—	—	-1.359	0.912	—	—
万科 A	0.884	0.189	—	—	0.942	0.174	—	—
荣安地产	1.584	0.057	—	—	-0.345	0.635	—	—
奥园美谷	2.232	0.013	—	—	-1.072	0.858	—	—
样本总体	—	—	4.303	0.000	—	—	0.723	0.235
显著比例	41.67%		100.00%		16.67%		0.00%	

注: 总显著比例是指多次检验中 p 值 $\in (0, 0.1]$ 结果占比。

本研究认为出现这种差异的原因是部分样本股票是融资融券交易标的,交易者可以向具有深圳证券交易所会员资格的证券公司提供担保物,借入此类样本股票并卖出,因此,可以认为此类样本股票卖空约束较小,甚至可以认为不存在卖空约束。检验 5 拒绝原假设的四支股票中,美利云、宇晶股份、奥园美谷在样本期内均未进入融资融券标的名单,恺英网络在 2019 年 8 月 19 日融资融券标的股票扩大范围后进入名单。虽然样本股票有限,但由于样本股票的典型性,本研究可以得到如下结论,在我国当前市场交易规则下,尽管委托量对价格的冲击不存在买卖不平衡特征,但由于股票价格对买入侧委托量冲击强度显著大于卖出侧,从流动性角度来看,我国严格的卖空限制对信息溢出过程造成了较大的影响,看空股票价格的交易者无法通过卖出指令及时参与到交易当中,交易者更多的是通过买入指令和取消指令参与交易,市场信息更多的通过买入侧路径溢出,这个现象的背后是市场交易规则对交易者行为特征的影响。

4 稳健性分析

本研究通过选取不同外部冲击事件、区分不

同市场环境、更换检验方法、选择不同样本股票进行了稳健性检验,均得到了与前文相一致的结果,证明本研究结论稳健可靠。值得注意的是,将市场环境区分为上涨和下跌阶段后发现,下跌阶段买入侧路径与卖出侧路径不平衡特征更加明显,表明下跌阶段信息溢出过程存在羊群效应与过度反应现象。

5 结束语

本研究从逐笔动态演化限价指令簿中提取有效特征,基于高维向量自回归模型,采用后双选 LASSO 方法实现高维时间序列格兰杰因果检验,利用 Bootstrap 方法计算广义预测误差方差分解,构建限价指令簿网络,实证研究了市场冲击下我国股票市场信息溢出过程。

研究结果表明,1) 相较于股票价格网络,限价指令簿网络纳入了更多市场微观结构变量,能够更为清晰反映各样本股票与资产组合中的其他股票的关联度特征,刻画市场信息在股票间、交易者之间的溢出路径。2) 外部事件发生后,限价指令簿网络受到冲击,股票间的关联关系发生改变,新的市场信息首先被有着更强信息收集和处理能

力的交易者捕获,信息通过流动性路径逐渐溢出至所有交易者,即信息通过不同交易者委托交易行为逐步扩散。3)对信息溢出的流动性路径进行分解,自冲击路径强于交叉冲击路径,但是,由于交叉冲击路径数量远远大于自冲击路径,且部分委托-价格交叉冲击路径强度较大,信息在样本股票自身内部流转的同时,也会从部分样本股票中逐渐溢出。同时,由于严格的卖空限制,导致流动性路径存在买卖不平衡的特征,买入侧路径强于卖出侧路径,市场信息更多的通过买入侧路径溢出。4)在市场下跌阶段,由于大量散户交易者的存在,交易者情绪导致的非理性行为更易引发羊群效应,信息溢出更加快速,在此过程中散户交易者往往会对新市场信息产生过度反应。

综合以上,本研究构建的时变限价指令簿网络可以很好刻画信息溢出过程,在市场冲击下,信息会通过限价指令簿买入侧流动性路径从具有信息优势的交易者溢出至普通交易者,信息溢出过程综合体现了股票现实关联性特征,在市场下跌阶段,信息溢出会伴随羊群效应与过度反应现象的发生。

从理论方法层面,本研究的学术意义在于通过构建时变限价指令簿网络,量化分析股票间各市场微观结构变量的交互冲击关系,丰富了对微观层面信息溢出过程的探讨,为探究市场冲击下交易者行为特征提供了新途径。从实践应用层面,

本研究同样具有一定价值。对于监管者而言,可通过限价指令簿网络识别出信息溢出关键路径,刻画出现行交易制度下交易者行为特征,为优化交易机制、监测异常交易行为提供有益参考;另一方面,交易者可通过对股票价格和委托量交互作用的定量化分析获得信息优势,完善交易策略,提高策略收益,控制交易风险。

本研究可以为更深入理解限价指令簿数据和机器学习等人工智能技术等对于微观市场结构探究的价值。展望未来,人工智能技术将持续融入并改进微观市场结构理论,更深刻地揭示金融市场的复杂运行规律。利用限价指令簿数据和人工智能技术,投资者能更高效地开展投资管理和风险控制;金融监管者也能更好地监控金融市场动态和管控系统性风险,完善金融市场相关制度,提升金融市场运行质量和效率。

受限于计算能力,本研究仅选择典型样本股票和最优三档限价指令簿进行建模,在后续研究中可拓展样本数量和扩大限价指令簿档位数,利用大模型等,探讨更大资产组合中样本股票的关联特征,挖掘蕴含在限价指令簿中更深层次的信息,对我国股票市场交易者行为特征做进一步探讨。同时,也要更重视理论创新和探索,密切联系宏观经济运行、投资者非理性行为、政府政策制定和体制机制等因素影响,为模型调参和数据特征工程提供指导,提升相关研究方法的适用性。

参 考 文 献:

- [1]Easley D ,López de Prado M ,O'Hara M , et al. Microstructure in the machine age[J]. The Review of Financial Studies , 2021 ,34(7) : 3316 - 3363.
- [2]O'Hara M. High frequency market microstructure[J]. Journal of Financial Economics ,2015 ,116(2) : 257 - 270.
- [3]Foucault T ,Kadan O ,Kandel E. Limit order book as a market for liquidity[J]. The Review of Financial Studies ,2005 ,18(4) : 1171 - 1217.
- [4]Roşu I. A dynamic model of the limit order book[J]. The Review of Financial Studies ,2009 ,22(11) : 4601 - 4641.
- [5]Cont R. Statistical modeling of high-frequency financial data[J]. IEEE Signal Processing Magazine , 2011 , 28(5) : 16 - 25.
- [6]Easley D ,de Prado M L ,O'Hara M. Discerning information from trade data[J]. Journal of Financial Economics ,2016 , 120(2) : 269 - 285.
- [7]Xu K ,Gould M D ,Howison S D. Multi-level order-flow imbalance in a limit order book[J]. Market Microstructure and Liquidity ,2018 ,4(03n04) : 1950011.

- [8]陈 收,李双飞,黎传国. 订单差、交易量变化对股票价格的冲击[J]. 管理科学学报,2010,13(9): 68-75+97.
Chen Shou, Li Shuangfei, Li Chuanguo. Stock price response to order imbalance and change of volume[J]. Journal of Management Sciences in China, 2010, 13(9): 68-75+97. (in Chinese)
- [9]Hautsch N, Huang R. The market impact of a limit order[J]. Journal of Economic Dynamics and Control, 2012, 36(4): 501-522.
- [10]Cont R, Kukanov A, Stoikov S. The price impact of order book events[J]. Journal of Financial Econometrics, 2014, 12(1): 47-88.
- [11]Bris A, Goetzmann W N, Zhu N. Efficiency and the bear: Short sales and markets around the world[J]. The Journal of Finance, 2007, 62(3): 1029-1079.
- [12]Chen C X, Rhee S G. Short sales and speed of price adjustment: Evidence from the Hong Kong stock market[J]. Journal of Banking & Finance, 2010, 34(2): 471-483.
- [13]吴 蕾, 部 慧. 卖空机制效率评价: 基于金融系统工程视角的状态空间方法[J]. 管理评论, 2020, 32(7): 326-336.
Wu Lei, Bu Hui. Evaluation of short selling: A state space approach from financial system engineering perspective[J]. Management Review, 2020, 32(7): 326-336. (in Chinese)
- [14]Diamond D W, Verrecchia R E. Constraints on short-selling and asset price adjustment to private information[J]. Journal of Financial Economics, 1987, 18(2): 277-311.
- [15]Giglio S, Kelly B, Pruitt S. Systemic risk and the macroeconomy: An empirical evaluation[J]. Journal of Financial Economics, 2016, 119(3): 457-471.
- [16]Acharya V V, Pedersen L H, Philippon T, et al. Measuring systemic risk[J]. The Review of Financial Studies, 2017, 30(1): 2-47.
- [17]李 政, 梁 琪, 涂晓枫. 我国上市金融机构关联性研究——基于网络分析法[J]. 金融研究, 2016, (8): 95-110.
Li Zheng, Liang Qi, Tu Xiaofeng. The connectedness of Chinese listed financial institutions: A networks analysis[J]. Journal of Financial Research, 2016, (8): 95-110. (in Chinese)
- [18]陈张杭健, 吴 粤, 李世炳, 等. 股吧个体信息交互对股价联动关系的影响研究[J]. 管理科学学报, 2021, 24(5): 47-69.
Chen Zhanghangjian, Wu Yue, Li Shibing, et al. Impact of interaction of individual stock bar information on stock price co-movement[J]. Journal of Management Sciences in China, 2021, 24(5): 47-69. (in Chinese)
- [19]毛 杰, 刘红忠. 股市信息不对称对股价暴跌的影响——基于不确定性的新视角[J]. 管理科学学报, 2023, 26(8): 117-132.
Mao Jie, Liu Hongzhong. The impact of stock market information asymmetry on stock price crash: A new perspective of uncertainty[J]. Journal of Management Sciences in China, 2023, 26(8): 117-132. (in Chinese)
- [20]Embrechts P, Kirchner M. Hawkes graphs[J]. Theory of Probability & Its Applications, 2018, 62(1): 132-156.
- [21]Jacod J, Li Y, Mykland P A, et al. Microstructure noise in the continuous case: The pre-averaging approach[J]. Stochastic Processes and Their Applications, 2009, 119(7): 2249-2276.
- [22]Lanne M, Nyberg H. Generalized forecast error variance decomposition for linear and nonlinear multivariate models[J]. Oxford Bulletin of Economics and Statistics, 2016, 78(4): 595-603.
- [23]Berk R, Brown L, Buja A, et al. Valid post-selection inference[J]. The Annals of Statistics, 2013: 802-837.
- [24]Belloni A, Chernozhukov V, Hansen C. High-dimensional methods and inference on structural and treatment effects[J]. Journal of Economic Perspectives, 2014, 28(2): 29-50.
- [25]Hecq A, Margaritella L, Smeekes S. Granger causality testing in high-dimensional VARs: A post-double-selection procedure[J]. Journal of Financial Econometrics, 2023, 21(3): 915-958.
- [26]姜富伟, 马 甜, 张宏伟. 高风险低收益? 基于机器学习的动态CAPM模型解释[J]. 管理科学学报, 2021, 24(1): 109-126.

- Jiang Fuwei, Ma Tian, Zhang Hongwei. High risk low return? Explanation from machine learning based conditional CAPM model[J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2021, 24(1): 109–126. (in Chinese)
- [27] Teräsvirta T, Tjøstheim D, Granger C W J. *Modelling Nonlinear Economic Time Series* [M]. Oxford: Oxford University Press, 2010.
- [28] Diebold F X, Yilmaz K. On the network topology of variance decompositions: Measuring the connectedness of financial firms[J]. *Journal of Econometrics*, 2014, 182(1): 119–134.
- [29] Demirer M, Diebold F X, Liu L, et al. Estimating global bank network connectedness[J]. *Journal of Applied Econometrics*, 2018, 33(1): 1–15.
- [30] 朱福敏, 刘仪榕, 郑尊信, 等. 重大事件冲击下全球股票市场波动溢出与跳跃传导研究[J]. *管理科学学报*, 2024, 27(12): 116–138.
- Zhu Fumin, Liu Yirong, Zheng Zunxin, et al. Volatility spillover and jump propagation in global equity markets under the impact of major events[J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2024, 27(12): 116–138. (in Chinese)

Time-varying limit order book networks, market impact, and information spillover

LIU Zhi-dong¹, WANG Chao², ZHAO Zhi-yuan¹, JING Zhong-bo¹

1. School of Management Science and Engineering, Central University of Finance and Economics, Beijing 100081, China;
2. Investment Research Institute, Chinese Academy of Macroeconomic Research, Beijing 100038, China

Abstract: This study investigates information spillover mechanisms in China's stock market under market shocks through constructing limit order book (LOB) networks. A methodological framework is developed that extracts informative variables from dynamically evolving LOB data, employs a high-dimensional vector autoregressive (VAR) model with post-double-selection LASSO regularization for Granger causality testing, and implements bootstrapping techniques to compute generalized forecast error variance decompositions. Four principal findings emerge from our empirical analysis. First, LOB networks demonstrate superior descriptive capabilities over conventional price networks by incorporating critical market microstructure variables, thereby enabling precise identification of information spillover mechanisms during market shocks. Second, the spillover dynamics exhibit complex network structures comprising both own-impact paths and significant cross impact paths. The coexistence of these mechanisms reveals that while information predominantly circulates within individual stocks, substantial cross market spillovers occur through key bridging nodes, collectively reflecting the market's intrinsic correlation structure. Third, regulatory constraints on short selling induce notable bid-ask asymmetries in information diffusion, with predominant spillover directions originating from informationally advantaged traders to retail participants via bid-side order flows. Fourth, intensified herding behavior and overreaction patterns are observed in spillover dynamics during market downturns.

Key words: limit order book network; information spillover; cross impact; trading behavior; high-dimensional statistical learning